

(19) 日本国特許庁 (J P) (12) 公表特許公報 (A)

(11) 特許出願公表番号  
特表2002-518925  
(P2002-518925A)

(43) 公表日 平成14年6月25日 (2002. 6. 25)

(51) IntCl. <sup>7</sup> H 0 3 H 21/00	識別記号 P I H 0 3 H 21/00	特許庁 (参考) 5 J 0 2 3
---	------------------------------	-----------------------

【特許請求の範囲】

【請求項1】 複数の入力信号を複数の出力信号に分離す信号処理システムであって、前記入力信号が複数のソースと関連した複数のソース信号の関数によって構成され、前記出力信号が前記ソース信号またはソース信号の関数を予測し

、  
前記入力信号を検出する複数のセンサと、  
信号分離方法を定義および計算するアーキテクチャプロセッサとを有し、前記信号分離方法が前記出力信号を計算するために前記信号分離アーキテクチャの限界を決定し、

前記信号分離方法またはアーキテクチャに基づいて前記出力信号を計算する出力プロセッサを有する  
システム。

【請求項2】 前記入力信号が受け取られて、デバイスに記憶される請求項1に記載の信号処理システム。

【請求項3】 前記信号分離アーキテクチャが可変パラメータを有する請求項1に記載の信号処理システム。

【請求項4】 前記信号処理システムが前記信号分離アーキテクチャの可変パラメータを計算する更新プロセッサも含む請求項3記載の信号処理システム。

【請求項5】 前記信号処理システムが前記信号分離アーキテクチャの前記時間依存パラメータを計算する更新プロセッサも含む請求項1に記載の信号処理システム。

【請求項6】 前記信号処理システムが 前記入力信号の関数を計算する入力信号プロセッサを含む請求項1から5のいずれか一項または複数項に記載の信号処理システム。

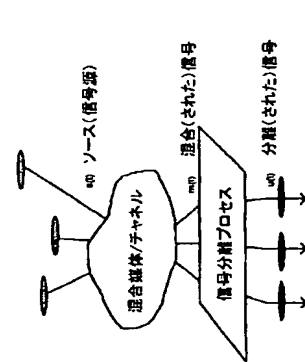
【請求項7】 前記信号処理システムが 前記出力信号の関数を計算する出力信号プロセッサを含む請求項1から6のいずれか一項または複数項に記載の信号処理システム。

【請求項8】 前記信号分離アーキテクチャの可変パラメータが前記入力または前記出力信号プロセッサまたはこれら両方のいずれかからのデータに基づい

特許請求	未請求	予備審査請求	有	(全 61 頁)
(21) 出願番号 (46) (22) 出願日 (45) 優先権主張日 (44) 出願国 (43) 出願人 (42) 発明者 (41) 代理人	特許2000-555383 (P2000-555383) 平成11年6月18日 (1999. 6. 18) 平成12年12月18日 (2000. 12. 18) PCT/US99/13550 WO99/66638 平成11年12月23日 (1999. 12. 23) 60/089,750 平成10年6月18日 (1998. 6. 18) 米国 (US)	イ カンパニー アメリカ合衆国 ミシガン州 48084 ト ロイ ウェスト ビッグ ビーザード ード 3280 スイート 220 アーティン ガンズ アメリカ合衆国 ミシガン州 48084 オ ークモス エルク レーン 1848 サラム ファシイ エム アメリカ合衆国 ミシガン州 48084 オ ークモス エルク レーン 1848	ライアビリティ 48084 ト ビーザード 220 ガンズ 48084 オ 1848 エム 48084 オ 1848	

最終頁に続く

(54) 【発明の名称】 適応状態空間信号の分離、弁別、回復用アーキテクチャ、及び、動的環境における使用へのそれらの適用



(57) 【要約】  
本発明は、混合信号の各目分を分離および回復のために1組の統計的処理、非線形処理システム、および、超小形電子装置技術と統合する。1組の受信された前記信号の混合体および関数を処理することによる原信号ソースの分離、弁別、および、回復のための1組のアーキテクチャ、フレームワーク、アルゴリズム、および、デバイスについて記述される。記述されるアーキテクチャ、フレームワーク、アルゴリズム、および、デバイスに固有の適応性は、受信され、記憶され、或いは、記憶される信号またはそれらの関数の処理に基づく。信混合体からの原信号の内容の分離および回復を達成するために単独で又は他の判定基準と共に用いられる多くの判定基準がある。超小形電子回路のデジタル及びアナログ分岐 (ドメイン) における柔軟性を活用して、これらの構成には、離散時間および連続時間両方の公式化が用いられる。本発明は、多重ソース信号の分離/回復に関する適応更新法則を用いた動的アーキテクチャの関数および公公式化に焦点を絞る。本発明のシステムは、原信号に極めて適度な適応を決定し、妨害環境を変化させるこ

て計算される請求項7に記載の信号処理システム。

【請求項9】 複数の前記センサが方向性応答パターンを有するセンサ配列体として配列される請求項1から8のいずれか一項に記載の信号処理システム。

【請求項10】 前記入力信号に信号処理を実施することにより前記センサ配列体の前記方向性応答パターンが修正可能な請求項9に記載の信号処理システム。

【請求項11】 多量の前記入力と多量の前記出力信号が等しくない請求項1から10のいずれか一項に記載の信号処理システム。

【請求項12】 少なくとも1つの出力信号が少なくとも2つのソース信号の関数である請求項1から11のいずれか一項に記載の信号処理システム。

【請求項13】 少なくとも2つの出力信号が同一ソース信号の関数である請求項1から12のいずれか一項に記載の信号処理システム。

【請求項14】 前記出力信号の前記計算が前記システムの複数の内部状態にも基づく請求項1から13のいずれか一項に記載の信号処理システム。

【請求項15】 前記出力信号の前記計算が入力信号、出力信号、以前に受信済みの入力信号、および、以前に計算済みの出力信号の少なくとも1つにも基づく請求項1から14のいずれか一項に記載の信号処理システム。

【請求項16】 前記信号分離アーキテクチャが前記入力信号と前記出力信号の間の関係を確定するフィードバック状態空間表現により定義される請求項1から15のいずれか一項に記載の信号処理システム。

【請求項17】 前記出力信号の前記計算が前記状態空間アーキテクチャの1つまたは複数の前記現行状態および以前の状態にも基づく請求項16に記載の信号処理システム。

【請求項18】 前記フィードバック状態空間表現が有限インパルス応答（FIR）フィルタに写像される請求項16および17のいずれか一項に記載の信号処理システム。

【請求項19】 前記状態空間表現が無限インパルス応答（IIR）フィルタに写映される請求項16および17のいずれか一項に記載の信号処理システム。

【請求項20】 前記状態空間表現が非線形時間依存形関数に一般化される請求項16から19に記載の信号処理システム。

【請求項21】 信号分離アーキテクチャの複数のパラメータを計算する方法であって、前記アーキテクチャが複数の入力信号と複数の出力信号の間の関係を定義し、

複数の入力信号を受信するステップと、

前記信号分離アーキテクチャの前記パラメータを計算するステップと、

複数の前記出力信号を計算するステップと、

複数の出力信号を提示するステップとを含む方法。

【請求項22】 前記入力信号を記憶する手段を含む請求項21に記載の方法。

【請求項23】 前記出力信号を記憶する手段を含む請求項21に記載の方法。

【請求項24】 前記入力信号の変換および解析を計算する手段を含む請求項21に記載の方法。

【請求項25】 前記出力信号の変換及び解析を計算する手段を含む請求項21に記載の方法。

【請求項26】 前記信号分離アーキテクチャが前記入力信号と前記出力信号の間の関係を確定するフィードバック状態空間表現により定義される請求項21から25のいずれか一項に記載の方法。

【請求項27】 前記信号分離アーキテクチャの前記パラメータが複数の2次元配列体（マトリックス）に組織される請求項26に記載の方法。

【請求項28】 前記信号分離アーキテクチャの前記パラメータの変化レートが複数の2次元配列体（マトリックス）に組織される請求項26に記載の方法。

【請求項29】 1組の前記パラメータまたは前記信号分離アーキテクチャの前記パラメータにおける変化レートを含む2次元配列体の少なくとも1つが1次元配列体に配列された前記入力信号と内部状態と出力信号のいずれか1つ1

組の関数と1次元配列体に配列された前記入力信号と内部状態と出力信号のいずれか1つの1組の関数との外積の関数である請求項27から28のいずれか一項に記載の方法。

【請求項30】 前記配置構成の次元が3以上である請求項29に記載の方法。

【請求項31】 複数の外積を求めるために乗算される1次元配列体の個数が3以上である請求項30に記載の方法。

【請求項32】 複数の方法が時間的に重複する請求項21から31に記載の方法。

【請求項33】 前記アーキテクチャが前記方法の実行期間中に変更される請求項21から31に記載の方法。

【請求項34】 前記方法の少なくとも1つが前記パラメータの初期化のためにゼロまたは1つのランダム集合の数を使用する請求項32および33に記載の方法。

【請求項35】 前記方法の少なくとも1つが 時間的に重複する他の方法によって以前に計算された前記パラメータを使用する請求項32および33に記載の方法。

【請求項36】 少なくとも1つの方法が 既に終結した方法によって計算された前記パラメータを使用する請求項32および33に記載の方法。

【請求項37】 複数の信号を複数の出力信号に弁別する音響信号弁別システムであって、前記入力信号が媒体によって既に影響された複数のソース信号の関数によって構成され、前記ソース信号が複数のソースと関連し、前記出力信号が前記ソース信号を予測し、

前記入力信号を検出する複数の音響センサを有し、前記入力信号が1組の前記ソース信号の1組の関数によって構成され、

信号分離アーキテクチャの複数のパラメータを定義および計算するアーキテクチャプロセッサを有し、前記アーキテクチャが複数の入力信号と複数の出力信号の間の関係を定義し、

前記音響信号分離方法に基づいて出力信号を計算する出力プロセッサを

有するシステム。

【請求項38】 前記入力信号が受信され、かつデバイスに記憶される請求項37に記載の音響信号弁別システム。

【請求項39】 前記信号分離アーキテクチャが少なくとも1つの可変パラメータを有する請求項37に記載の音響信号弁別システム。

【請求項40】 前記信号処理システムが前記信号分離アーキテクチャの可変パラメータを計算する更新プロセッサも含む請求項39に記載の音響信号弁別システム。

【請求項41】 前記信号処理システムが前記入力信号の関数を計算する入力信号プロセッサを含む請求項37から40のいずれか一項または複數項に記載の音響信号弁別システム。

【請求項42】 前記信号処理システムが 前記出力信号の関数を計算する出力信号プロセッサを含む請求項37から41のいずれか一項または複數項に記載の音響信号弁別システム。

【請求項43】 前記信号分離アーキテクチャの可変パラメータが前記入力または前記出力信号プロセッサまたはこれら両方のいずれかからのデータに基づいて計算される請求項42に記載の音響信号弁別システム。

【請求項44】 複数の前記音響センサが音響センサ配列体として配置され、前記音響センサ配列体が方向性応答パターンを持つ請求項43に記載の音響信号弁別システム。

【請求項45】 前記音響センサ配列体の方向性応答パターンが前記音響センサ配列体の前記音響センサによって検出される前記信号を処理することによって修正可能である請求項43に記載の音響信号弁別システム。

【請求項46】 多量の前記入力信号と多量の出力信号が等しくない請求項43に記載の音響信号弁別システム。

【請求項47】 少なくとも1つの出力信号が少なくとも2つのソース信号の関数である請求項43に記載の音響信号弁別システム。

【請求項48】 少なくとも2つの出力信号が前記同一ソース信号の関数である請求項43に記載の音響信号弁別システム。

## 【発明の詳細な説明】

## 【0001】

## 発明の背景

## 発明の属する技術分野

本発明は一組の混合信号の多重測定値を処理することによって原信号情報または内容を回復するシステムに関する。更に詳細には、本発明は、受信した信号混合体の測定値から幾つかの原信号を回復する適応システムに関する。本発明によって解決される問題およびこの問題を解決する従来の方法を最もよく理解するためには次の問題陳述が有用である。添付図1に関して、N個の独立した信号 $s_1$

( $t$ )、 $\dots$ 、 $s_N(t)$ を考察することとする。これらの信号は、独立した話し手または音声、音響、音楽、無線を基調とするか、または光を基調とする無線伝送、電子または光通信信号、静止画像、ビデオ、等々の任意の1つ又はこれらの組合わせ体を表すことができる。これらの信号は、それを貫いて伝播する媒体または環境内において天然又は合成混合によって遅延し、相互に重複することがあり得る。従って、遅延して重複した信号の受信に際して、一組の適当なアルゴリズム及びそれらを適用するための適当な手順を用いて独立した信号源を順調に分離するアーキテクチャ、フレームワーク、または、デバイスが望まれる。

## 【0002】

## 関連技術の考察

独立した供給源の回復および分離は古典的であるが困難な信号処理問題である。この問題は、多くの実際の状況下において信号源と混合媒体両方の多くの関連特性が未知であるという事実によって複雑化される。

## 【0003】

主要な2つのカテゴリに属する方法が用いられる、即ち、

1. 神経細胞的に奮起させられた適応アルゴリズム (例えば、米国特許第5, 383, 164、及び、5, 315, 532号)、および、
2. 従来の離散型信号処理 (例えば米国特許第5, 208, 786、及び、5, 539, 832号) である。

## 【0004】

神経細胞的に奮起させられた適応アーキテクチャ及びアルゴリズムは元来J.

Herault、及び、C. Jutt enによって提案された現在ではHerault-Jutt en (またはRI) アルゴリズムと呼ばれる方法に従う。CMS集積性に対するこれらの方法のこの種の集合の適合性は認識されている。ただし、標準HJアルゴリズムは、主として特殊状況において機能することが実証されている提案済み適応法則と共にせいぜい発見的である。HJアルゴリズムに関連した従来の研究による理論と解析は、実験的シミュレーションにおいて遭遇する成功を支援または保証するために未だ充分でない。HeraultとJutt enは、これらの解析的欠陥を認識し、解決されるべき追加問題について記述している。彼らが提案するアルゴリズムは線形媒体および濾波 (フィルタリング) または一切遅延なしであると仮定する。詳細には、原信号は、未知ではあるが一定の係数のマトリックスを介して媒体によって転送されるものと仮定される。要約すれば、Herault-Jutt en方法は(1)全階数(ランク)に互る線形静的混合環境に拘束され、(11)マトリックスの逆機能が必要とし、(111)信号遅延の存在を考慮しない。ただし、多くの実用的な応用において、濾波および相対的遅延が発生する。従って、従来の研究は、多くの実用的な状況および実世界での適用において、信号を順調に分離することに失敗している。

## 【0005】

信号分離を対象とする従来型信号処理方法は殆どの場合に、伝統的なデジタル信号処理方法の趣旨において離散型分域 (ドメイン) から発生し、信号の統計的性質を利用する。この種の信号分離方法は、殆どの場合に離散型信号変換およびフィルタ/変換関数反転を含む計算を用いる。混合した信号の分離を達成するためには、一組のキュラムントの形における信号の統計的性質が用いられ、この場合、これらのキュラムントはゼロに近づくように数学的に強制される。これは、信号を回復し、かつ相互に分離する伝達関数のパラメータに関して探索することからアルゴリズム族の核心を構成する。全ての可能なキュラムントについて計算することは実用的でなく、リアルタイム実行にとっては多くの時間を消費し過ぎる。

## 【0006】

これらの方法の詳細は次に示すカテゴリに含まれる。

#### 【0007】

1. 信号分離のための神経細胞的に励起されるアーキテクチャ及びアルゴリズム

△

信号分離のために神経細胞的に励起される適応方法のこれらの集合は、信号ベクトル  $M(t)$  を生成するために、「統計上独立した」信号ベクトル  $S(t) = [s_1(t), \dots, s_N(t)]^T$  が混合されるものと仮定する。ベクトル  $M(t)$  はセンサ（例えば、マイクロホン、等々）によって受け取られる。

混合環境は一般（静的または動的）演算子によって表されるものとする。即ち

#### 【数1】

$$M(t) = \Omega(S(t)) \quad \text{式 (1)}$$

混合演算子  $\Omega$  または原供給源  $S(t)$  の性質または内容について一切の推測的知

識が存在しない場合に、混合プロセスを逆にするために使用できる幾つかの公式

化、即ち、「盲目」模式におけるオペレータ  $\Omega$  が在る。我々は、これらを2つの

カテゴリ、即ち、静的および動的にグループ化する。用いられる適応基準の性質に関して追加的弁別、例えば、情報最大化、高次数キウムランットの最小化、等々が可能である。

#### 【0008】

##### 1.1 静的問題

静的問題は一定非特異マトリックスによる混合に限定される。「統計上独立した」信号ベクトル  $S(t) = [s_1(t), \dots, s_N(t)]^T$  は信号ベクトル  $M(t)$  を生成するために混合されるものと仮定する。詳細には、混合演算子は、次式のように定マトリックス  $A$  によって表されるものとする。即ち、

$$M(t) = AS(t) \quad \text{式 (2)}$$

図2において、混合および分離環境のモデル化およびプロセスを概説する2つの

アーキテクチャを示す。図2(a)におけるアーキテクチャは、定混合マトリックス  $A$  の逆を必ず計算する。この場合、 $A$  が可逆であることを必要とし、即ち、 $A^{-1}$  が存在する。

#### 【0009】

図2(b)における代替アーキテクチャは、収束に関して、マトリックス  $D$  の対角外エレメントが精確にマトリックス  $A$  の対角外エレメントであるという拘束条件を課さない。ただし、この場合、マトリックス  $A$  の対角エレメントは「1, 0」に等しいことに拘束される。 $D$  の対角エレメントをゼロに設定することにより、混合マトリックスでない場合であってさえも、混合プロセスは可逆であると必然的に結論される。

#### 【0010】

両方の場合に、 $S(t)$  は未知の供給源の集合であり、 $M(t)$  は集合体集合であり、 $U(t)$  は  $S(t)$  を推定する分離された信号の集合であり、 $Y(t)$  は不混合プロセスのパラメータを更新するために用いられる制御信号の集合である。図2に示すように、されたように、重み更新は出力  $U(t)$  の関数を利用する。

#### 【0011】

第1の場合に、我々は不混合マトリックスに  $W$  のラベルを付け、第2の場合に、我々はそれに  $D$  をラベル付けする。 $D$  がゼロ対角エントリを持つことに注意されたい。これらの2つのマトリックスのエントリの更新は、信号分離、弁別、または、回復に使用される判定基準、例えば、情報最大化、更に高次キウムランット等によって定義される。

#### 【0012】

一例として、次式の場合において、

$$U(t) = WM(t) \quad \text{式 (3)}$$

可能性のある重み更新法則は

#### 【数2】

$$w_{ij} = \eta [W^{-T} + g''(u) / g'(u) M^T]_{ij} \quad \text{式 (4)}$$

であり得る。ここに、 $\eta$ は十分に小さく、 $g$ は奇数関数であり、 $M$ は混合体の集

合であり、 $U$ はソース信号を推定する出力の集合であり、下付きの $T$ は行列の転置を表し、 $-T$ は行列の逆転置を表す。関数 $g(\cdot)$ は、次式で表される上記ダイヤグラムと関係のあり得る更新において追加的役割を果たすことに注意されたい。

$$Y(t) = g(U(t)) \quad \text{式 (5)}$$

【0013】

式(3)における $W$ のエントリを更新するために式(4)が用いられる。これは反復的更新手順であるので、生成体 $WA$ が単位マトリックス又は単位マトリックスの順列にほぼ等しいように $W$ のエントリは収斂する。

【0014】

他方、第2の場合においては、 $D$ マトリックスエントリ $d_{ij}$ の更新に関して潜在的に有用な法則は総称的に次式で表される

【数3】

$$d_{ij} = \eta f(u_i(t)) g(u_j(t)) \quad \text{式 (6)}$$

ここに、 $\eta$ は十分に小さい。実際には、 $f(\cdot)$ に関して幾らか有用な関数には

立方関数が含まれ、 $g(\cdot)$ に関しては、双曲線正接関数が含まれる。この手順を使用するときは、連続する各ステップ及びサンプリングポイントにおいて次に示す式(7)からの $U(t)$ に関して計算的に解が得られる：

$$U(t) = [I + D]^{-1} M(t) \quad \text{式 (7)}$$

この計算は、特に高次元の $D$ に関して潜在的に重い負担である。

【0015】

## 1. 2 動的問題

動的混合モデルは更に現実的な混合環境を記述し、この種環境モデルを定義し、このフレームワーク内において、原信号を回復するための更新法則を開発する。

【0016】

動的問題において、マトリックス $A$ はもはや定マトリックスではない。静的な一例のフィードバック構造に関して、ここに、次に示す高速動的方程式の一方程式として $U(t)I = [I + D]^{-1}M(t)$ であるような式(7)を検討する方が簡単である。

$$\tau U(t) = -U(t) - DU(t) + M(t) \quad \text{式 (8)}$$

これは、随意に推測することにより、式(8)における微分方程式を初期化することによって計算を容易にする。ただし、式(8)と式(6)によって定義されるような更新手順の間のタイムスケール分離を保証することが重要である。これは、式(8)における $\eta$ および式(6)における $\tau$ を十分に小さくすることによ

って保証可能である。

【0017】

$M(t)$ の次元度が $N$ であると我々が仮定すれば、動的信号分離アルゴリズムを定義する一組の微分方程式は次のように現される

$$i = 1, \dots, N \text{ に対して}$$

【数4】

$$\tau_i u_i = -u_i - \sum_{j=1}^N D_{ij} u_j + m_i \quad \text{式 (9)}$$

これは $N$ 個の微分方程式を列挙する。更に、マトリックス $D$ のエントリに関する適応プロセスは、例えば、式(6)における関数 $f(\cdot)$ 及び $g(\cdot)$ の評価のよくな多重判定基準によって定義され得る。図3はフィードバック構成における動的モデルの説明図である。

【0018】

現行の方法は、今までに定義されたアーキテクチャ内における適応判定基準の適用に関する手順については殆ど概説しない。2つの暗示的手順について次のように記述されている。

## 【0019】

第1は、信号分離関数の適用、適用手順、および、これらの点の各々が実際のかつ物理的にアクセス可能であるかどうかには無関係に、データの随意点に対する判定基準である。従って、適応分離手順は適用関数および個別にかつ瞬間的に測定された混合信号の各エレメントに対する判定基準に適用され、その後で適切なパラメータ更新が行われる。

## 【0020】

式(3)を使用する手順の第2のタイプを図2(a)に示す。この場合、判定基準は全体データ集合または全データ集合から選定されたデータポイントへ適用される。従って、関連適応プロセスはサンプル毎に進行しないが、一定静的混合マトリックスが適用される全データ集合を利用する。この方法が第1の方法より幾分堅固であるが、それは、リアルタイム信号分離には本質的に適しないオフラインの方法である。更に、静的定マトリックスの仮定が正しくないときには、不混合プロセスの精度が問題になる。

## 【0021】

## 1. 3. フィードフォワード状態空間

アーキテクチャを図7に示す。n次元ソース信号ベクトルをsとし、m次元測定ベクトルをMとする。混合環境は線形時間非依存(LTI)状態空間によって記述される。

## 【数5】

$$\begin{aligned}\dot{\bar{X}} &= \bar{A}\bar{X} + \bar{B}s \\ M &= \bar{C}\bar{X} + \bar{D}s\end{aligned}\quad \text{式(10)}$$

$\bar{A}$ 、 $\bar{B}$ 、 $\bar{C}$ 、 $\bar{D}$  パラメータマトリックスは互換性のある次元である。この公式化は両方連続時間および離散時間両方の動力学を包含する。状態 $\bar{X}$ のドットは連続時間動力学に関して派生的であることを意味するが、離散時間動力学に関しては「進歩」を意味する。混合環境は(漸近的に)安定している即ち、マトリックス $\bar{A}$ はその固有値を複素数平面の左半分にもつものと仮定される。(適応)ネットワークは次式の形であるものとして提案される

## 【数6】

$$\begin{aligned}\dot{\bar{X}} &= \bar{A}\bar{X} + \bar{B}M \\ y &= \bar{C}\bar{X} + \bar{D}M.\end{aligned}\quad \text{式(11)}$$

ここにyはn次元出力であり、Xは内部状態であり、パラメータマトリックスは互換性のある次元である。簡察化のために、Xは $\bar{X}$ と同じ次元を持つものと仮定する。図(7)はこのフレームワークの枠組のフィードフォワード形を示す。

## 【0022】

第1の質問は次のようである：原信号を回復するパラメータマトリックスA、B、C、Dは存在するか。解答が後続する。

## 【0023】

回復問題への解決の存在：

我々は、ネットワークパラメータが次の値に設定されれば(または適応スキームを介して達成すれば)、(適応)動的ネットワークが混合環境に対抗し得ることを表明する。

## 【数7】

$$A = A^* = T(\bar{A} \cdot \bar{B}[D]\bar{C})T^{-1} \quad \text{式(12)}$$

## 【数8】

$$B = B^* = T \bar{B} [D]$$

式 (13)

【数9】

$$C = C^* = [D] \bar{C} T^{-1}$$

【数10】

式 (14)

$$D = D^* = [D]$$

式 (15)

ここに、[D] は次の値と同等である

【数11】

$$D^{-1}: m = n \text{ の場合、} D \text{ の逆行列}$$

【数12】

$$(\bar{D} \bar{D})^{-1} D^{-1}; \quad m > n \text{ の場合、擬似逆行列}$$

【数13】

$$D^{-1} (\bar{D} \bar{D})^{-1}; \quad m < n \text{ の場合、擬似逆行列}$$

マトリックス  $A^*$ 、 $B^*$ 、及び、 $C^*$  は、非特異状態等価変換  $T$  による族値をとり得る。我々は、実現性の観点からネットワークアーキテクチャを「正準備」または単純にするために  $T$  を使用する。この公式化は、実際に  $FIR$  フィルタに限定される公式化を文献において一般化する、即ち、主として2次元ソース及び2つの測定値関する一般化を一般的な  $n$  次元ソースおよび  $m$  次元測定値に一般化する。このモデル化は  $FIR$  濾波モデルを含み、 $\bar{A}$  が非ゼロであるならば、 $IIR$  濾

波まで拡張することに注意されたい。

【0024】

このフィードワード形式は適応ネットワークに関して実行可能であるが、我々は、その適用性を限定する、即ち、マトリックス  $A^*$  が（漸近的に）安定しているような混合環境パラメータでなくてはならないことを注記する。即ち、安定した混合環境に関しては、次に示す

【数14】

$$A^* = \bar{A} \cdot \bar{B} [D] \bar{C}$$

式 (16)

適応ネットワークの複合マトリックスは（漸近的に）安定でなければならず、即ち、複素平面の左半分内に固有値に持つ。許容可能な混合環境に或る等級の適用性を除外する限定条件をこの必要条件が課することは明白である。

【0025】

## 2. 伝達関数に基づく信号分離技法

信号分離および混合の伝達関数による表現はこの技法を助的環境モデルおよび方法にす。

【0026】

従って、現行方法は、図4に示すように2つの混合体測定値を処理することによって2つの信号を分離する構造を定義する。

【0027】

伝達関数分域内の分離関数に関する他のアーキテクチャは、結果的に、実用的な方法および装置の設計および実施に対して障害となる3つの重大な欠点をもつ。第1に、表現されたこの公式化は、問題の次元性が2を超過する更に高い次元に分離手順を一般化する可能性を排除する。換言すれば、2つ以上の混合体および2つ以上のソースが存在する場合、分離方法の実用的な形式化は存在しない。他の技法を直接参照すれば、ゼロに等しくなくてはならない結果として得られる積マトリックスのエントリの1つを各スカラ方程式が定義するようにマトリック



ス乗算項が表現されている技法を説明できる。対角マトリックスの置換も同様に許容されるので、方程式の多重集合が生成される。2混合体問題は、それぞれの対が2つの和項を持つ2対(合計4個)の方程式に帰着する。方程式の個数は更に増大する。N次元の場合の特定の順列に関して方程式の個数を記述するために必要な方程式の個数は、性格には $(N^2 - N)$ に等しい。2次元の問題に関して、この値は2である。

#### 【0028】

第2に、伝達関数に関する逆転手順は特別であり、これを教示する手順説明は存在しない。この場合、次元性の衝撃(インパクト)は決定的役割を果たす。結果として得られるアーキテクチャは、混合環境の伝達成分の積に依存する次数を持つ伝達成分を持つことをネットワークに必要とさせることがこの方法から明白である。従って、固定した次数を持つネットワークアーキテクチャは設計し得ない。

#### 【0029】

第3に、公式化が時間域内に無く、随意的初期条件によって初期化不可能なので、初期状態は定義できない。従って、この方法はリアルタイムまたはオンライン信号分離には適当でない。

#### 【0030】

##### 発明の概要

本発明は複数の入力信号を複数の出力信号に分離する信号処理システムについて記述する。この場合、入力信号は複数のソースと関連した複数のソース信号の関数によって構成され、出力信号はソース信号またはソース信号の関数を予測する。本システムは、入力信号を検出するための複数のセンサ、信号分離方法を定域および計算するアーキテクチャプロセッサ、出力信号を計算するために信号分離アーキテクチャの限界を決定する信号分離方法、及び、信号分離方法またはアーキテクチャに基づいて出力信号を計算する出力プロセッサを有する。

#### 【0031】

##### 発明の実施の形態

本発明は、種々の媒体を介して伝送される混合された信号を回復および分離す

ることを意図するものであり、ここに、信号の分離は(1)当該媒体またはチャネルの信号搬送容量、(ii)受信した信号の品質、または(iii)これら両者を実質的に向上させるような高品質であるものとする。媒体またはチャネルにはワイヤ、ケーブル、繊維光学、無線または光を基調とする周波数または帯域、ならびに、固体、液体、気体粒子または真空の組合わせ体が含まれるものとする。

#### 【0032】

また、本発明は、媒体またはチャネルを介して混合された信号を分離することを意図するものであり、ここに、高水準信号分離は、現在入手可能であるか、または、現水準の科学技法によって製造可能なハードウェアによって達成される。

#### 【0033】

本発明のシステムは、日付に拘束されない範囲の状況に対処するために、ここに記述されているすでに存在する方法よりも優れた一般化された1組のフレームワークを導入する。詳細には、図8に示すフィードバック状態空間アーキテクチャ及びその連続的および離散的表現について記述される。更に、本アーキテクチャは、デジタル信号処理の技術分野における当業者によって一般に使用されるFIRおよびIIR両形式における1組の適応フィルタに写像(マッピング)される。更に、本発明のアーキテクチャに関連するパラメータの適応計算に関する多くの機能および手順について概説される。アーキテクチャ及びパラメータの適応計算に関する手順は、両者共、オンライン実時間(リアルタイム)信号分離、弁別、および回復(リカバリ)を達成するために設計されている。他の多くの技法に実質的に関係のある欠点の大部分、すなわち、混合における複数の又は個数不明の信号、ノイズ生成、混合条件の変化、信号の強度および品質の変動、および、ある種の非線形現象は本発明の公式化によって処理される。本発明の方法は、新規な2組のアーキテクチャ及びフレームワーク、ならびに、多様なパラメータ適応基準および混合体から信号を分離および回復するように設計された手順を含むように問題の公式化を拡張することによって他の方法の欠点を克服する。

#### 【0034】

はじめに

本発明は、動的環境において盲目 (blind) 信号分離および回復 (または、たたみ込み解除) を扱うフレームワークを提示する。元の研究はHeraulとJuttentとConionの研究によって動機づけられた。最近の研究結果の大部分は、主として、HeraulとJuttentとKuillbackによって報告された結果の解析的基礎を確立することに集中している。幾人かの研究者は、応用数学、統計信号処理、システム理論、動的システム、及び、ニューラルネットワークを含む多数の解析ツールを使用した。また、環境を更に一般的な動的システムに一般化する試みも行われている。

#### 【0035】

幾つかの理論的結果および公式化は動的環境における信号の盲目分離および回復を扱う。我々は、混合環境、したがって信号分離および回復を実施するために用いられる適応ドットワークを表すために状態空間動的モデルについて考察する。我々は、離散ならびに連続タイムチャネルに容易かつ直接的に適応せられる動的モデルを用いる。呈示された環境モデル及び適応ネットワークは、混合環境が (状態) フィードバックおよび記憶を含む場合を考慮する。状態/出力のフィードバックは、フィードフォワードがFIR公式化に対応する離散的時間の場合における無限インパルス応答 (IIR) 濾波に対応する。

#### 【0036】

我々の方法の強調点はネットワークアーキテクチャおよび効率の実行を指向した改良され収束アルゴリズムの開発である。白色化を保証し、かつ出力ユニット共分散の仮定条件を除去するためには、(非線形) 相互情報/エントロピー関数の改良された近似が用いられる。改良された拡張は線形項ならびに他の方法の拡張では全て欠如する更に高位の項を含む奇数多項式をネットワーク出力内に生成する。ただし、混合環境が定マトリックスによって表される静的な場合のみを扱った研究もあることに注意されたい。具体的には、FIRフィルタに関する公式化は静的マトリックス混合問題に変換された。

#### 【0037】

#### 方法の概要

図9 (a) は本発明の方法のプロセス流れ図を示す。これは、(1) サンプル

入手、(2) サンプルの前処理、(3) 状態の現在値または適応パラメータを用いた出力計算、(4) 適応パラメータの計算、(5) 内部状態の計算、および、出力の記憶、及び/又は、提示を含む。

#### 【0038】

サンプル入手は、例えばマイクロホンのような多重センサを介して記録された多重チャネルデータの入手を含む。この種データは、音響の混合トラックのような、前記多重センサまたはそれらの混合体の以前に記録された出力から得られることもある。データは、リアルタイム又はほぼリアルタイムタイムプロセス用にオンラインでサンプル採取されるか、または、例えば、テープ、ハードディスクドライブ等々の記憶媒体または記録媒体から読み戻され得る。

#### 【0039】

サンプルの前処理には 入手したサンプルの操作のための種々の処理技法が含まれる。これらの処理技法には、限定されることなく、各種周波数フィルタの適用、例えば、低、高、またはバンドパスフィルタ、または、ノッチフィルタ、例えば2つ又はそれ以上の個数のセンサの重み付け合計のような現行または以前のサンプルのセンサ出力間の線形または非線形操作、緩衝作用、ランダム、疑似ランダム、または決定論的選択および緩衝作用、サンプル採取されたデータ又はサンプル採取されたデータの関数のウインドウイング、および、サンプリングされたデータの各種線形および非線形変換が含まれる。

#### 【0040】

出力の計算は早期に計算された状態およびパラメータを使用する。このステップは、適応パラメータ計算の後、または、内部状態計算の後、または、両方の場合まで遅延させることも可能である。更に、代替案として、出力は1つのサンプルセットにつき2度計算することも可能である。

#### 【0041】

適応パラメータの計算は、適応パラメータに課せられた拘束条件を定義する関数の値を計算するためにその関数の導関数を使用する方法または多重方法を含んでも差し支えない。1つ又は複数のこの種の拘束条件を使用できる。特に適応パラメータの計算のための種々の方法および基準については本発明において概説さ

れる。

#### 【0042】

内部状態の計算は、適応パラメータの現行または利用可能な値と共にアーキテクチャの構造の呼び出しに関連する。内部状態は、状態ベクトル、状態スカラ、時間表現されたこれらのサンプル、またはそれらの導関数の形であっても差し支えない。特定アーキテクチャは状態の個数を定義する。

#### 【0043】

##### 動的アーキテクチャ

動的モデルは更に現実的な環境を包括および記述する。状態空間技法のフィードフォワード及びフィードバック両アーキテクチャは実行可能である。フィードフォワード線形状態空間アーキテクチャは既に示したとおりである。この記述全体を通じて、我々は、混合環境として信号を混合するための数学モデルに言及し、他方、我々は、(適応) ネットワークとしての信号回復のための数学モデルに言及する。

#### 【0044】

本発明の方法は定マトリックスを越えて更に現実的なモデルを含むように環境を拡張し、かつ有効な更新法則を開発する。決定的第1ステップは、フィードバックの包含と初期条件の変動に起因して FIR フィルタおよび伝達関数よりも更に一般的である状態空間の動的線形システムを包含することである。更に、これらのモデルは非線形モデルへの直接拡張に役立つ。この研究の別の動機づけは、アナログ又は混合モードの超小形電子としての最終的な実装を可能化することである。

#### 【0045】

公式化は、動的線形システムの適当な実現によって環境が表される場合におけるフィードバック動的構造を扱う。

#### 【0046】

##### フィードフォワード線形構造

フィードフォワード状態空間アーキテクチャについては序説において記述し、図7に示したとをりである。

#### 【0047】

##### フィードバック線形構造

先駆者としてのフィードフォワードよりも更に効果的なアーキテクチャはいわゆる(出力) フィードバックネットワークアーキテクチャである。図8参照。このアーキテクチャは、ネットワークパラメータに関する拘束条件を軽減する。また、このアーキテクチャは、フィードバックである故に、エラー及び妨害に対する堅固さ、安定性、および、増大された帯域幅などのフィードバックシステムの知られている幾つかの魅力的な特質を受け継いでいる。これらの利益については、以下の方程式から明白になるはずである。

#### 【0048】

##### 回復問題解法の存在

yがsに比例する解へ(順列マトリックスを介して)収斂するならば、すなわち、 $y = P s$ であれば、次に示す(適応) ネットワークのパラメータマトリックスは、元の信号を回復する解を構成する：

#### 【数15】

$$A = A^* = T \bar{A} T^{-1}$$

$$B = B^* = T \bar{B} P^{-1}$$

$$C = C^* = \bar{C} T^{-1}$$

$$D = D^* = \bar{D} P^{-1} H$$

ネットワークのアーキテクチャにおいてフィードバックを持つという望ましい予定特質に加えて、我々は、信号の分離/回復に関する簡潔な解決方法も達成する。この場合にはアーキテクチャはネットワークに追加的な拘束条件を導入しない。ネットワークの順方向経路におけるHは一般に最も簡単な場合におけるマトリックス、または、動的モデルの伝達関数を表すことがあり得ることに注意されたい。更に、 $m = n$ である場合、Hは恒等マトリックスであるように選択可能で

ある。

#### 【0049】

この段階においては、手順のエレメント及びその利点は明白である。アーキテクチャ開発手順の更なる一般化は非最小位相混合環境についても説明できる。これらのステップは前述の手順の直接的な応用であり、したがって、詳細に説明しない。

#### 【0050】

重要な一般化はアーキテクチャの一部として明白に非直線性を含むことである。1つのモデルは測定可変数 $M(t)$ の静的写像として非直線性を含むはずである。結局、適応ネットワークはその入力段階において補償機能をもつ非直線性を含む必要がある。従って、更なる処理に先立つ測定に対抗するために入力に「逆型」非直線性を含まなければならない。このタイプの混合環境は、衛星プラットホームを含む無線応用例において遭遇する。

#### 【0051】

この適切な方法によって定義される動的アーキテクチャは盲目信号分離への解決策が存在することを保証する。さて、我々は、ネットワークがその可能な解決方法の1つに収斂することを可能にする適切な適応手順／アルゴリズムを定義する次のステップへ進むこととする。従って、収斂の後で、ネットワークは信号処理／回復に関する変数を保持するからである。

#### 【0052】

離散状態空間表現、及び、離散時間IIRおよびFIRフィルタに関する特殊化

性能測定／汎関数

ランダムベクトル $y$ の相互情報はその構成成分間の依存性の測定であり、次のように定義される。

混雑問題において：

#### 【数16】

$$L(y) = \int_{y \in Y} p_y(y) \ln \left| \frac{p_y(y)}{\prod_{j=1}^J p_{y_j}(y_j)} \right| dy$$

離散問題において：

#### 【数17】

$$L(y) = \sum_{y \in Y} p_y(y) \ln \left| \frac{p_y(y)}{\prod_{j=1}^J p_{y_j}(y_j)} \right|$$

#### 【0053】

離散問題の近似：

#### 【数18】

$$L(y) \equiv \sum_{k=0}^K p_{y(k)} \ln \left| \frac{p_{y(k)}}{\prod_{j=1}^J p_{y_j}(y_j(k))} \right|$$

ここに、 $p_y(y)$  はランダムベクトル $y$ の確率密度関数 (pdf) であるが、 $p_{y_j}(y_j)$  は出力ベクトル $y$ の $j$ 番目の成分の確率密度である。汎関数 $L(y)$ は常に非負であり、ランダムベクトル $y$ の成分が統計上独立していさえすればゼロである。この重要な測定は信号ベクトルの成分間の依存性の程度を定義する。従って、統計的独立性 (の程度) を特徴付ける適切な汎関数を表す。 $L(y)$ はエントロピに関して表現可能である。

## 【数19】

$$L(y) = -H(y) + \sum_i H(y_i)$$

ここに、 $H(y) : = -E[\ln f_y]$  は  $y$  のエントロピーであり、 $E[\cdot]$  は期待値を示す。

## 【0054】

一般非線形離散時間非停留動的問題：

環境モデル

次に示す非線形離散時間動的（順方向）処理モデルとして環境をモデル化することとする

## 【数20】

$$\begin{aligned} X_p(k+1) &= f_p^*(X_p(k), s(k), w_1^*) \\ m(k) &= g_p^*(X_p(k), s(k), w_2^*) \end{aligned}$$

ここに、 $s(k)$  は原ソースの  $n$  次元ベクトルであり、 $m(k)$  は測定値の  $m$  次元ベクトルであり、 $X_p(k)$  は  $N_p$  次元状態ベクトルである。ベクトル（またはマトリックス） $w_1^*$  は動的方程式の定数/パラメータを表し、 $w_2^*$  は「出力」方程式の定数/パラメータを表す。関数  $f_p(\cdot)$  および  $g_p(\cdot)$  は微分可能である。微分方程式の解の存在および一意性は、初期条件  $X_p(t_0)$  および所与の波形ベクトル  $s(k)$  の各集合に関して満足されるものと仮定される。

## 【0055】

プロセシングネットワーク

（プロセシング）ネットワークは動的（フォワード）ネットワーク又は動的フィードバックネットワークによって表現可能であるものとする。

フィードフォワードネットワークを次に示す。

## 【数21】

$$\begin{aligned} X(k+1) &= f^*(X(k), m(k), w_1) \\ y(k) &= g^*(X(k), m(k), w_2) \end{aligned}$$

ここに、 $k$  はインデックスであり、 $m(k)$  は  $m$  次元測定値であり、 $y(k)$  は  $r$  次元出力ベクトルであり、 $X(k)$  は  $N$  次元状態ベクトルである。（ $N$  と  $N_p$  は異なり得ることに注意されたい。）ベクトル（またはマトリックス） $w_1$  は動的方程式のパラメータを表し、 $w_2$  は「出力」方程式のパラメータを表す。関数  $f(\cdot)$  および  $g(\cdot)$  は微分可能である。微分方程式の解の存在および一意性は、初期条件  $X(t_0)$  および所与の測定波形ベクトル  $m(k)$  の各集合に関して満足されるものと仮定される。

## 【0056】

離散時間動的ネットワークに関する更新法則：一般非線形の場合

さてここで、原信号を回復するために動的環境に関する更新法則が開発される。ここに、環境は線形動的システムとしてモデル化される。従って、ネットワークも線形動的システムとして同様にモデル化される。

## 【0057】

ネットワークはフィードフォワード動的システムである。この場合、性能インデックスは次のように定義され

## 【数22】

$$J_0(w_1, w_2) = \sum_{i=k_0}^{t-1} L^i(y_i)$$

次に示す離散時間非線形動的ネットワークに従属する

## 【数23】

$$\begin{aligned} X_{k+1} &= f^k(X_k, m_k, w_1), & X_{k_0} \\ y_k &= g^k(X_k, m_k, w_2) \end{aligned}$$

この形の一般非線形時間依存離散時間動的モデルは任意のサイズおよび任意の個数の層を備えた多層再帰およびフィードフォワードニューラルネットワークの両特殊アーキテクチャを含むことに気付く。この一般的な場合について論じることが数学的には更にコンパクトであるが、フィードフォワード及び再帰（フィードバック）モデルに向かうその直接的かつ簡潔な特殊化が強く注目される。

## 【0058】

次に、最適化されるように補強されたコスト関数は次のようになる

## 【数24】

$$J'_0(w_1, w_2) = \sum_{k=k_0}^{k_1-1} L^k(y_k) + \lambda_{k+1}^T (f^k(X_k, m_k, w_1) - X_{k+1})$$

したがって、ハミルトニアンは次のように定義される

## 【数25】

$$H^k = L^k(y(k)) + \lambda_{k+1}^T f^k(X, m, w_1)$$

結果的に、最適性に関する十分条件は次のように表される：

## 【数26】

$$\begin{aligned} X_{k+1} &= \frac{\partial H^k}{\partial \lambda_{k+1}} = f^k(X_k, m_k, w_1) \\ \lambda_k &= \frac{\partial H^k}{\partial X_k} = (f_{\lambda}^k)^T \lambda_{k+1} + \frac{\partial L^k}{\partial X_k} \\ \Delta w_1 &= -\eta \frac{\partial H^k}{\partial w_1} = -\eta (f_{w_1}^k)^T \lambda_{k+1} \\ \Delta w_2 &= -\eta \frac{\partial H^k}{\partial w_2} = -\eta \frac{\partial L^k}{\partial w_2} \end{aligned}$$

境界条件は次のとおりである：即ち、状態方程式である第1方程式は初期条件を使用するが、補状態方程式である第2方程式はゼロに等しい最終条件を使用する。パラメータ方程式は、無作為に或いは所与集合から選択可能な小さいノルムを持つ初期値を使用する。

## 【0059】

一般離散線形助の問題：

環境

## 【数27】

$$\begin{aligned} \bar{X}_p(k+1) &= \bar{A} \bar{X}_p(k) + \bar{B} s(k) \\ m(k) &= \bar{C} \bar{X}_p(k) + \bar{D} s(k) \end{aligned}$$

フィードフォワードネットワーク

## 【数28】

$$\begin{aligned} X(k+1) &= A X(k) + B m(k) \\ y(k) &= C X(k) + D m(k) \end{aligned}$$

第1質問は次のとおりである：原信号を回復するプロセッシングネットワークの

パラメータマトリックスは存在するか。解答はイエスであり、パラメータの明確な解は次のとおりである。

【0060】

回復問題への解の存在：

線形助的問題に関する更新法則

【数29】

$$\begin{aligned} X_{k+1} &= \frac{\partial H^*}{\partial \lambda_{k+1}} = f^k(X, m, w_1) = AX_k + Bm_k \\ \lambda_k &= \frac{\partial H^*}{\partial X_k} = (f^k_X)^T \lambda_{k+1} + \frac{\partial L^*}{\partial X_k} = A_k^T \lambda_k + C_k^T \frac{\partial L^*}{\partial y_k} \\ \Delta A &= -\eta \frac{\partial H^*}{\partial A} = -\eta (f^k_X)^T \lambda_{k+1} = -\lambda_{k+1} X_k^T \\ \Delta B &= -\eta \frac{\partial H^*}{\partial B} = -\eta (f^k_B)^T \lambda_{k+1} = -\lambda_{k+1} m_k^T \\ \Delta D &= -\eta \frac{\partial H^*}{\partial D} = -\eta \frac{\partial L^*}{\partial D} = \eta ([D]^T - f_a(y) m^T) \\ \Delta C &= -\eta \frac{\partial H^*}{\partial C} = -\eta \frac{\partial L^*}{\partial C} = \eta (-f_a(y) X^T) \end{aligned}$$

【0061】

IIRおよびFIRフィルタへの特種化

ネットワークの一般離散時間線形力学は次のように与えられる：

【数30】

$$\begin{aligned} X(k+1) &= A X(k) + B m(k) \\ y(k) &= C X(k) + D m(k) \end{aligned}$$

ここに、 $m(k)$  は測定値の  $m$  次元ベクトルであり、 $y(k)$  は (処理された) 出力の  $n$  次元ベクトルであり、および  $X(k)$  は  $(mL)$  次元状態である (この

場合における測定値の濾波済みバージョンを表す)。  $Lm$ -次元の状態ベクトル  $X_1, X_2, \dots, X_L$  で構成される状態ベクトルは次のようになる。即ち：

【数31】

$$X_k = X(k) = \begin{bmatrix} X_1(k) \\ X_2(k) \\ \dots \\ X_L(k) \end{bmatrix}$$

【0062】

特殊問題

マトリックス  $A$  および  $B$  が「制御可能な正準形式」である場合について考察することとする。我々は  $A$  および  $B$  ブロックマトリックスを次のように表す：

【数32】

$$A = \begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} & \dots & A_{1L} \\ I & 0 & \dots & 0 \\ \dots & I & \dots & 0 \\ 0 & 0 & I & 0 \end{bmatrix}, \quad \text{且つ} \quad B = \begin{bmatrix} I \\ 0 \\ \dots \\ 0 \end{bmatrix}$$

ここに、各ブロックサブマトリックス  $A_{ij}$  は対角マトリックスに簡素化可能であり、各  $I$  は適当な次元のブロック恒等マトリックスである。

次に：

【数33】

$$\begin{aligned}
 X_1(k+1) &= \sum_{j=1}^L A_{1j} X_j(k) + m(k) \\
 X_2(k+1) &= X_1(k) \\
 &\dots \\
 X_L(k+1) &= X_{L-1}(k) \\
 y(k) &= \sum_{j=1}^L C_j X_j(k) + Dm(k)
 \end{aligned}$$

このモデルは測定値ベクトル  $m(k)$  の IIR 濾波構造を表す。ブロックマトリックス  $A_{11}$  がゼロである場合には、モデルは FIR フィルタの特殊な場合に還元される。

【数34】

$$\begin{aligned}
 X_1(k+1) &= m(k) \\
 X_2(k+1) &= X_1(k) \\
 &\dots \\
 X_L(k+1) &= X_{L-1}(k)
 \end{aligned}$$

$$y(k) = \sum_{j=1}^L C_j X_j(k) + Dm(k)$$

これらの方程式は有名な FIR 形式に書き直し可能である。

【数35】

$$\begin{aligned}
 X_1(k) &= m(k-1) \\
 X_2(k) &= X_1(k-1) = m(k-2) \\
 &\dots \\
 X_L(k) &= X_{L-1}(k-1) = m(k-L) \\
 y(k) &= \sum_{j=1}^L C_j X_j(k) + Dm(k)
 \end{aligned}$$

この最後の方程式は、実測信号  $m(k)$  および  $X_j(k)$  で表されるその遅延バージョンを出力  $y(k)$  に関係づける。

【0063】

特殊正準表現問題

マトリックス  $A$  および  $B$  は、「制御可能な正準形式」すなわち形式 I フォーマットにおいて最も良好に表現される。この場合、 $B$  は定数であり、 $A$  は、IIR ネットワーク問題におけるパラメータとしての第1ブロック行のみを有する。この場合には、マトリックス  $B$  に関する更新方程式は用いられない。他方、マトリックス  $A$  に関しては、第1ブロック行のみが更新される。従って、マトリックス  $A$  に関する更新法則は次のように限定される

【数36】

$$\Delta A_{1j} = -\eta \frac{\partial H^*}{\partial A_{1j}} = -\eta \left( \int \lambda_{ij}^* \right)^T \lambda_{1,1} = -\eta \lambda_{1,1}(k+1) X_j^T(k)$$

マトリックス  $A$  の形式に注意すれば、補状態方程式は次のように拡張できる：

【数37】



$$\lambda_1(k) = \lambda_2(k+1) + C_1^T \frac{\partial L}{\partial y_k}(k)$$

$$\lambda_2(k) = \lambda_3(k+1) + C_2^T \frac{\partial L}{\partial y_k}(k)$$

$$\lambda_L(k) = C_L^T \frac{\partial L}{\partial y_k}(k)$$

$$\lambda_1(k+1) = \sum_{l=1}^L C_l^T \frac{\partial L}{\partial y_k}(k+l)$$

従って、Aにおけるブロックサブマトリックスに関する更新法則は次のようである：

【数38】

$$\Delta A_{l,j} = -\eta \frac{\partial H^*}{\partial A_{l,j}} = -\eta \lambda_1(k+1) X_j^T(k) = -\eta \sum_{l=1}^L C_l^T \frac{\partial L}{\partial y_k}(k+l) X_j^T$$

[D]<sup>-1</sup>は、Dマトリックスの疑似逆行行列転置を表す。マトリックスCおよびDに関する更新法則は次のように作成される：

【数39】

$$\Delta D = \eta ([D]^{-T} - f_o(y) m^T) = \eta (I - f_o(y) (Dm)^T) [D]^{-T}$$

ここに、Iは、追加ゼロ行 (n > rである場合) または追加列 (n < rである場合) によって補強された r × r 恒等マトリックスによって構成されるマトリックス

スである。「固有勾配(natural gradient)」の観点から、この場合における代替更新法則は次のとおりである：

【数40】

$$\Delta D = \eta ([D]^{-T} - f_o(y) m^T) D^T D = \eta (I - f_o(y) (Dm)^T) D$$

Cマトリックスに関する更新方程式は、各ブロックマトリックスに関して次のように表される：

【数41】

$$\Delta C_j = -\eta \frac{\partial H^*}{\partial C_j} = -\eta \frac{\partial L^*}{\partial C_j} = \eta (-f_o(y) X_j^T)$$

内部状態を除去することによって状態空間を減少させるには、次に示す条件が成立する静的環境にシステムを還元すればよい：

【数42】

$$m(i) = \bar{D} S(i)$$

離散表記法において、これは次のように定義される：

【数43】

$$m(k) = \bar{D} S(k)$$

2つのタイプの（離散）ネットワークの静的混合信号の分離に関して記述した。これらは、分離された信号 y (k) が次のように定義されるフィードフォワードネットワーク

【数44】

$$y(k) = WM(k)$$

および、 $y(k)$  が次のように定義されるフィードバックネットワークである。

【数45】

$$\begin{aligned} y(k) &= m(k) - D y(k) \\ y(k) &= (I + D)^{-1} m(k) \end{aligned}$$

これらに関して提案される離散更新法則は次のとおりである：

フィードフォワードネットワークの場合

【数46】

$$W^{t+1} = W^t + \mu \left\{ -f(y(k)) \quad g^T(y(k)) + \alpha I \right\}$$

および、フィードバックネットワークの場合

【数47】

$$D^{t+1} = D^t + \mu \left\{ f(y(k)) g^T(y(k)) - \alpha I \right\}$$

この場合、 $(\infty I)$  は、 $f(y(k)) \quad g^T(y(k))$  マトリックスの対角項の

時間窓平均によって置き換え可能である。

注記：更新において、多重重み付けを使用しても差し支えない。次の「助的」FIRモデルは類似の更新法則修正例を示すことができる。

【0064】

環境モデル

単一遅延の場合FIRにおいて、混合サンプル $m(k)$ は次の方程式によって定義される：

【数48】

$$m(k) = \bar{D}_0 S(k) + D_1 S(k-1) = \sum_{i=0}^1 \bar{D}_i S(k-i)$$

分離フィードフォワードネットワークモデル

このネットワークは、次の方程式によって定義される近似ソース信号 $y(k)$ を生成する

【数49】

$$y(k) = \sum_{j=1}^L W_j M(k-j)$$

マトリックス $W_0$ から $W_L$ に関する更新法則は次のように使用される

【数50】

$$\Delta W_0 = \mu_0 \left\{ \alpha I - f(y(k)) g(y(k))^T \right\}$$

$$\Delta W_l = -\mu_l \left\{ f(y(k)) g(y(k-1))^T \right\}$$

又は

【数51】

$$\Delta W_1 = -\mu_1 \left\{ f(y(k))g(y(k-1))^T + \gamma f(y(k-1))g(y(k))^T \right.$$

.....

$$\Delta W_L = -\mu_L \left\{ f(y(k)) \left[ \sum_{\ell=1}^L g(y(k-\ell))^T \right] \right\}$$

又は

【数52】

$$\Delta W_L = -\mu_L \left\{ f(y(k)) \left[ \sum_{\ell=1}^L g(y(k-\ell))^T \right] + \gamma \left[ \sum_{\ell=1}^L f(y(k-\ell))g(y(k))^T \right] \right\}$$

特定の更新は、次に示すようにWに変化率 $\Delta W$ を加えるか、

【数53】

$$W^{t+1} = W^t + \Delta W$$

または、それらの導関数から変数値を算定するための別の周知の積分法によって簡単に実施可能である。

【0065】

連続時間モデル

本発明は、特に、盲目分離、弁別、および、混合信号の回復のための技法に関して、一組の更新法則および相互情報の連携最小限化および非線形ニューラルネットワーク出力エントロピー関数の情報最大限化を導入する。本発明のシステムは、原信号に著しく最小限度の仮定を設定し、混信環境を変更して、一緒に混合された幾つかの未知信号の適応盲目分離および回復を操作可能化する。

【0066】

前節においては、離散時間モデルが開発された。本節においては、主として、連続時間微分演算を扱うこととする。これらの連続システム微分演算は、連続時間モデルを補足するために既に記述された離散型の場合の微分演算に相当する。本発明の内容における連続時間微分演算と離散時間微分演算はそれらの大部分が相互に類似していることが指摘される。当該技術分野における当業者によれば、一方の分野の更新法則はもう一方の分野の更新法則に変換可能である。

【0067】

性能測定/汎関数

ランダムベクトル $y$ の相互情報はその成分間の依存性の測定であり、次のように定義される：

連続問題においては：

【数54】

$$L(y) = \int_{y \in Y} p_y(y) \ln \left| \frac{p_y(y)}{\prod_{j=1}^M p_{y_j}(y_j)} \right| dy$$

離散問題においては：

【数55】

$$L(y) = \sum_{y \in Y} p_y(y) \ln \left| \frac{p_y(y)}{\prod_{j=1}^M p_{y_j}(y_j)} \right|$$

【0068】

離散問題の近似

【数56】

$$L(y) \equiv \sum_{k=0}^L p_y(y(k)) \ln \left| \frac{p_y(y(k))}{\prod_{j=1}^J p_{y_j}(y_j(k))} \right|$$

ここに、 $p_y(y)$  はランダムベクトル  $y$  の確率密度関数 (pdf) であり、他方、 $p_{y_j}(y_j)$  は出力ベクトル  $y$  の  $j$  番目の成分の確率密度である。汎関数  $L(y)$  は常に非負であり、ランダムベクトル  $y$  の成分が統計上独立していさえすればゼロである。この重要な測度は信号ベクトルの成分間の依存度を定義する。したがって、それは、統計上の独立性 (の程度) を特徴付ける適切な汎関数を表す。 $L(y)$  はエントロピに関して表現され得る。

【数57】

$$L(y) = -H(y) + \sum_i H(y_i)$$

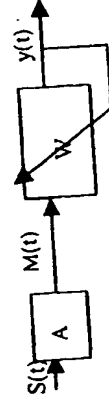
ここに、 $H(y) := -E[\ln f_y]$  は  $y$  のエントロピであり、 $E[\cdot]$  は期待値を表す。

【0069】

更新法則の微分演算

ニューラルネットワークの線形フィードフォワード構造が下に示すようであるものと想定する。

【表1】



次に、(ランダムベクトル) 出力の確率密度関数と混合入力変数は、ランダムベクトル  $y$  の相互情報量とその成分間の独立性の測定度であり、次のように定義可能

であるような関係をもつ。

【数58】

$$f_y(u) = \frac{f_n(u)}{|W|}$$

したがって、

【数59】

$$L(y) = -H(y) + \sum_i H(y_i)$$

は次のように表現され得る。

【数60】

$$L(y) = -H(M) - \ln |W| + \sum_i H(y_i)$$

$W$  の関数として  $L(y)$  を最適化する (実際には最小限化する) には、限界のエントロピのみの知識 (または近似) が必要とされる。仮説によれば、この種の情報は利用可能でありえず、 $L(y)$  を最小限化するためには、これらの量に近似することが必要である。ComonおよびAmaral等は、限界エントロピに近似するために、それぞれEdgeworth及びpdf of the Charlier-Gram拡大を使用した。

近似は次式を生成する：

【数61】

$$L(y) := \mathcal{O}(M, y, W)$$

微分演算は次の勾配更新法則へ導く

## 【数62】

$$\dot{W} = \eta [W^{-T} - f_o(y)M^T]$$

ここに、関数近似は異なる関数  $f_a(y)$  に導く。我々の研究は  $Charlie$   $r-Gr am$  拡大を仮定し、以前よりも更に高位の近似を含む。我々の場合には、関数  $f_a(y)$  は次のように与えられる

## 【数63】

$$f_o(y) = \frac{71}{12}y^{15} - \frac{355}{12}y^{13} + \frac{190}{3}y^{11} - \frac{4033}{24}y^9 + \frac{941}{3}y^7 + \frac{47}{8}y^5 + y^3 + y$$

一例として、均一ランダムノイズ及びサイン関数が未知のソースとして適用される場合には、以前の2つの方程式によって定義されるアルゴリズムは収斂する。既に

## 【数64】

$$\dot{W} = \eta [W^{-T} - f_o(y)M^T]$$

として定義された更新法則を表現するためには固有勾配を次のように使用可能である。

## 【数65】

$$\dot{W} = \eta [L - f_o(y)y^T]W$$

この場合、この種のアルゴリズムが様々な信号に関して収斂することがシミュレーションによって示される。ただし、ランダム波形およびサイン波形が用いられると、上記は収斂しない。これらの結果は、或る種の非線形関数が用いられる場合にも適用される。従って、この場合、両関数は同様の効果を持つ。

## 【0070】

連統動的環境に関するパラメータ更新技法

我々は、更に現実的な環境を考察し、それらのモデルを定義し、原信号を回復するために更新法則を適用する。我々の公式化において、環境は線形動的システムとしてモデル化される。従って、ネットワークも線形動的システムとしてモデル化される。

## 【0071】

ここで、原信号を回復するために動的環境に関して更新法則が開発される。この場合、環境は線形動的システムとしてモデル化される。従って、ネットワークも線形動的システムとしてモデル化される。

## 【0072】

フィードフォワード問題：

ネットワークは図7に示すようにフィードフォワード動的システムである。この場合、性能インデックスは次のように定義される

## 【数66】

$$J(x, w) = \int_0^T \mathcal{L}(t, x, \dot{x}, \lambda, w) dt$$

ここに、イタリック字体の  $L$  はラグランジアンであり、次のように定義される

## 【数67】

$$\mathcal{L}(t, x, \dot{x}, \lambda, w) = \phi(t, x, w) + \lambda^T (\dot{x} - Ax - Be)$$

ここに、 $(t)$  は、次式で定義される随伴状態方程式である

## 【数68】

$$\dot{\lambda} = -A^T \lambda + \frac{\partial \phi}{\partial x}$$

汎関数 $\phi$   $f$  は、依存性  $I(y)$  に関する我々の測度の標準化済みバージョンを表

し、 $w$  はパラメータマトリックス  $C$  および  $D$  の列で構成されたベクトルである。正準現実化が用いられ、 $B$  は定数であることに注意されたい。マトリックス  $A$  は、正準表現において  $N$  パラメータのみを持ち得る。ここに、 $N$  は状態ベクトル  $X$  の次元である。総称的に  $w$   $p$  で表されるパラメータ、 $A$ 、 $C$ 、 $D$  は一般勾配降下形式を用いて更新される。

【数69】

$$\dot{w}p = -\eta \frac{\partial L}{\partial wp}$$

従って、

【数70】

$$I(y) = -H(y) + \sum_i H(y_i)$$

として定義される性能インデックスを使用し、マトリックス  $C$  及び  $D$  は次式に従って更新される

【数71】

$$\dot{D} = \eta (I - f_a(y) y^T) D$$

$$\dot{C} = \eta (I - f_a(y) x^T) C$$

ここに、 $f_a(\cdot)$  は双曲正弦関数およびシグマ関数の逆関数を含む様々な非線形拡大大奇数関数によって与えられる。

特定の計算/近似において、関数は次式で与えられる

【数72】

$$f_a(y) = \frac{71}{12} y^{15} - \frac{355}{12} y^{11} + \frac{190}{3} y^9 - \frac{4033}{24} y^7 + \frac{941}{3} y^5 + \frac{47}{8} y^3 + y$$

$f_a(y)$  に関する前述の方程式を用いる際の本質的特徴を要約して次に示す：

1. 解析的に導出され、正当化されること。
2.  $y$  に線形項を含み、それによって、信号白色化に必要な2次統計量を作動可能化すること。
3. 出力信号  $y$  内の4次累積統計量から生じる更に高次の項を含むこと。
4. 出力信号が完全分散を持つと仮定しないこと。

【0073】

$f_a(y)$  に関する関数は前述の特性によって日付が規定された文献に用いられる関数のみを表す。したがって、この関数は解析的に導出された他の関数の限界を超過する。

【0074】

既に定義済みの  $f_a(y)$  に関する関数が用いられるならば、コンピュータシミュレーションによって、アルゴリズムの収斂が確認される。

フィードバックアーキテクチャ

図8の(出力)フィードバックアーキテクチャは、次の(正準)状態空間表現を用いて実現されるように簡素化可能である。

環境

【数73】

$$\begin{aligned} \bar{X}_i &= \bar{A}_i \bar{X}_i + \bar{B}_i \bar{S}, \quad 1 \leq i \leq L \\ M &= \sum_{i=1}^L \bar{C}_i \bar{X}_i + \bar{D} \bar{S} \end{aligned}$$

ネットワーク

【数74】

$$\begin{aligned} X_i &= A_i X_i + B_i y, \quad 1 \leq i \leq L \\ Z &= \sum_{i=1}^L C_i X_i + D y \\ y &= M \cdot Z \end{aligned}$$

ここに、各  $X_i$  はソース信号と同じ次元の環境の状態ベクトルを表し、各  $X_i$  は出力信号と同じ次元のネットワークの状態を表す。簡易化するために、我々は、環境とネットワーク両方において状態ベクトルの個数  $L$  が同じであると仮定した。

【0075】

さて、性能インデックス

【数75】

$$J(y) = -H(y) + \sum_i H(y_i)$$

を使用することとし、マトリックス  $C$  及び  $D$  は次式に従って更新される

【数76】

$$\dot{D} = \eta D(-I + f_a(y)y^T)$$

$$\dot{C}_i = \gamma C_i(-I + f_a(y)x_i^T)$$

特殊な用途においては、或る特定の場合に機能することが実証されている更に簡単な更新法則が適可能である：

【数77】

$$\dot{D} = \eta f_a(y)y^T$$

$$\dot{C}_i = \gamma f_a(y)x_i^T$$

実施されたコンピュータシミュレーションによって、上記2つの方程式の機能が

実演された。

【0076】

単純な FIR 濾波における状態はソースの単純な遅延を表し、他方、ネットワークにおける状態はフィードバックされた出力信号における遅延を表すことが明白なはずである。ただし、これは、実際の物理的応用において発生する信号遅延の単純な考察結果を意味する。従って、フレームワークは IIR 濾波および連続時間物理的効果の遅延を含む任意の遅延が考察可能であるので、フレームワークは更に一般的である。

【0077】

観察

情報最大化への接続

非線形起動関数によって後続される重みマトリックスを用いると、非線形ネットワークの出力ベクトルのエントロピに関して平均された相互情報を書き直すことが出来る。これは、上記の解析的技法を情報最大化技法と連結するはずである。接続を理解するために、我々は次のように考察を継続する。

【数78】

$$f_y(u) = \frac{f_m(u)}{|W|}$$

を使用し、相互情報判定基準を次のように表現し直すことができる。

【数79】

$$I(y) = E \left[ \ln \frac{f_M(u)}{|W| \prod_i f_{y_i}(u_i)} \right]$$

ここにおいて、次式は、

【数80】

$$\int f_y(u) \ln \frac{f_M(u)}{|W| \prod_i f_{y_i}(u_i)} du$$

$$|W| \prod_i f_{y_i}(u_i)$$

出力ベクトル成分へ適用された非線形（起動）関数をヤコビアンとして表すことを理解できる。従って、重みマトリックスの線形写像に続いて起動関数非直線数を挿入すれば、式

【数81】

$$I(y) = \int f_y(u) \ln \frac{f_y(u)}{\prod_i f_{y_i}(u_i)} du$$

は次式に等しくされる

【数82】

$$I(y) = E [\ln f_y(u)]$$

この最後のステップにおいて、非線形起動関数のベクトル出力の未知接合確率関数を表すために同一記号  $f$  を用いても差し支えないことに注意されたい。

【0078】

従って、この段階において、

【数83】

$$I(y) = \int f_y(u) \ln \frac{f_y(u)}{\prod_i f_{y_i}(u_i)} du$$

の最小化が

【数84】

$$I(y) = E [\ln f_y(u)]$$

の最小化に等価であることを表明し得る。定義により、

【数85】

$$I(y) = E [\ln f_y(u)]$$

量の最小化が非線形起動関数の出力のエントロピー関数の最大化に等しいことが観察される。用いられた非線形起動関数は、その導関数が限界確率分布に必ず等しくなるように構成されることに注意されたい。従って、他の考察によって追求された解析的な方法の間の正確な結合関係がここで確立される。これは、次式が重みマトリックスに依存しないと仮定する以前に設定された一般的に無効の仮定を回避する

【数86】

$$H(y|c)$$

【0079】

公式化問題の核心は限界確率密度関数への近似の決定にあることに注意されたい。この種の近似は、解析的手段によって正当化された処理済み信号の統計的特質に依拠することを必要とする。

【0080】

確率論的更新対決定論的更新



次に示す2つの要点に注意されたい。即ち、第1点は、公式化では確率関数  
が用いられるが、更新法則の最終的な実施においては、出力変数  $y$  の決定論的関  
数のみを使用されることであり、第2点は、

【数87】

$$\dot{W} = \eta [W^{-T} - \int_a(y) M^T]$$

または

【数88】

$$\dot{W} = \eta [L - \int_a(y) Y^T] W$$

の更新法則はオンラインで適用されることである。これとは対照的に、既に述べ  
た更新法則は、ウィンドウを用いて適用され、当該更新法則における確率的プ  
ロセスをエミュレートするためにランダム出力サンプリングが選択される。

【0081】

アーキテクチャ及び更新法則の実施

1 次動的ネットワークへの H J ネットワークの実用的な拡大の直接的なハード  
ウェア実施は、実験的結果と共に、既に報告されている。直接的な実施は回復ネッ  
トワークの最も迅速な実行に関するアーキテクチャ及びアルゴリズムの効果的な  
実装手段を表す。

【0082】

別のパラダイムは D S P アーキテクチャを含む。ここで考察される信号分離ア  
ルゴリズム族のエミュレーションに基づく D S P に関しては、最良プロセッサ  
ーキテクチャと数値的表現の間で、例えば、浮動小数点が固定小数点かについて  
、トレードオフが行われる。高度に集積化された解決策（例えば、ワンチップ構  
成）を達成するには、既に設計されているデバイスから、又は、新規設計による  
標準シリコンセルライブラリからの D S P コアの埋め込みを必要とする。

【0083】

D S P アセンブラ及びリソグラフィに前置されるコンパイラは高水準言語コード化ア

ルゴリズムシミュレーション環境から D S P エミュレーションへの直接的なブリ  
ッジを形成する。更に、多くの計算環境と、例えば各種プロセッサ用 C / C ++  
ライブラリ及びコンパイラのような D S P エミュレーション環境との間には同級  
の直接リンクが存在する。

【0084】

プログラマブルロジックは、関連開発プロセスの必須部分であっても差し支え  
ない。プログラマブル D S P コア（カスタムチップへの統合用に設計された D S  
P プロセッサ）は、システムを多様化し、かつシステムコスト、スペース、及び  
、電力消費を削減するために、カスタムロジックとの集積化が可能である。

【図面の簡単な説明】

【図1】

信号の分離、識別、及び、回復問題の概略表現を示す図である。

【図2】

マトリックス A による静的混合の場合における信号の分離および回復ネットワ  
ークのアーキテクチャを示す図である。U (t) は、原ソース信号 s (t) に近  
似する出力である。Y (t) は、混合プロセスのパラメータの更新に使用される  
値、即ち、図 (a) における W 及び図 (b) における D である。

【図2 (a)】

信号分離用静的ニューラルネットワーク構造を示す図である。U (t) は S (t) に近似する。Y (t) は、ネットワークの重み更新に使用される。

【図2 (b)】

代替信号分離用静的ニューラルネットワーク構造を示す図である。U (t) は S (t) に近似する。Y (t) は、フィードバックネットワークの重み更新に使  
用される。

【図3】

フィードバック動的混合および分離モデルの場合における信号分離および回復  
ネットワークのアーキテクチャを示す図である。U (t) は S (t) に近似する  
。関数 g はフィードバックネットワークの重み更新のために使われる判定基準を  
定義する。

## 【図4 (a)】

信号混合および2つの信号システム分離に関する従来の伝達関数表現を示す図である。2つの信号 $U_1$ 及び $U_2$ は $S_1$ 及び $S_2$ に近似する。 $G$ は、 $H$ としてモデル化された混合プロセスを逆にする。

## 【図4 (b)】

方法を単に2次元で示す図である。計算手順は、更に高い次元の信号の場合においては実用的でも拡張可能でもない。更に、混合環境の伝達関数分域への拡張も信号の時間分域特性は除去済みである。これは、方程式の集合からの初期条件の除外も引き起こす。

## 【図5】

状態空間時間分域 (スタートスペースタイムドメイン) に関する混合モデルを示す図である。

## 【図5 (a)】

一般フレームワークを示す図である。

## 【図5 (b)】

$\bar{A}$ と $\bar{B}$ が固定された特殊な場合を示す図である。従来の信号処理との比較を示す。両方のモデルは多重型分離アーキテクチャへ適用される。

## 【図6】

状態空間時間分域アーキテクチャに関する信号分離モデルを示す図である。

## 【図6 (a)】

一般モデル及びアーキテクチャを示す図である。

## 【図6 (b)】

特殊な場合において、パラメータ更新手順を示す図 (a) における矢印なしのモデルのみを示す図である。

## 【図7】

フィードフォワード状態空間アーキテクチャを示す図である。

## 【図8】

フィードバック状態空間アーキテクチャを示す図である。

## 【図9 (a)】

本発明の方法の流れ図である。

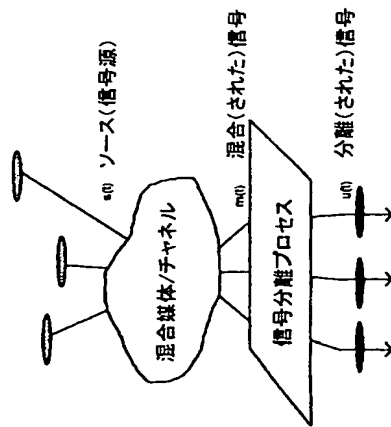
## 【図9 (b)】

DSP実装アーキテクチャを示す図である。 $A/D$ はアナログからデジタルへの変換を意味し、 $D/A$ はデジタルからアナログへの変換を意味する。以下に示すように、DSP内部には様々な関数ユニットが含まれ得る。適用の性質、混合物体の個数、所要精度、等々に応じて異なる構成が可能である。

## 【図10】

本発明の信号分離および回復手順に基づくオーディオ適用例を示す図である。オーディオ信号は、マイクロホン配列体のエレメントによって変換された電気信号である。マイクロホン配列体の各エレメントは環境内音響の異なるバージョン (または混合体) を受け取る。適用の性質、混合体の個数、所要精度、および他の関連判定基準に応じてマイクロホンの種々異なる配置構成が設計可能である。何等かの信号状態および濾波作用に従って、これらの混合信号はアナログフォーマットからデジタルフォーマットへ変換され、それによって、記憶および処理が可能である。本システムのデジタル信号プロセッサは本発明の信号分離および回復手順に手順に従ってプログラムされる。DSP内には、各種の数学および論理演算、デジタル表現、データ記憶、および、最適性能を達成するための検索手段のための様々な関数ユニットを含み得る。図に示す回路および構造は、全システムを1つの単一チップ上に実現する方向に向かって更に集積され得る。

【図1】



【図3】

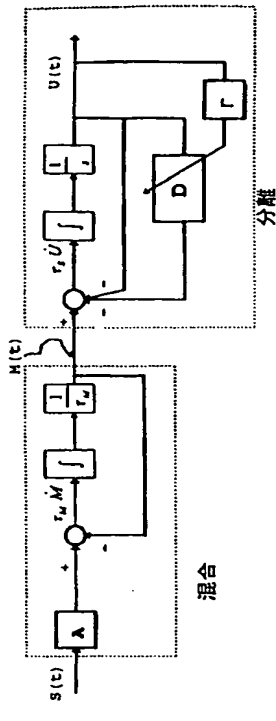


FIGURE 3.

【図4(a)】

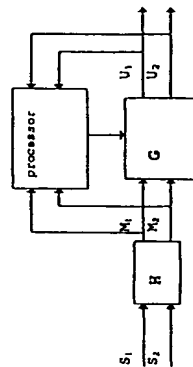


FIGURE 4 (a)

【図4(b)】

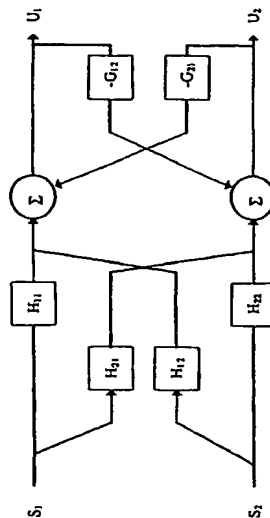


FIGURE 4 (b)

FIGURE 1

【図2(a)】

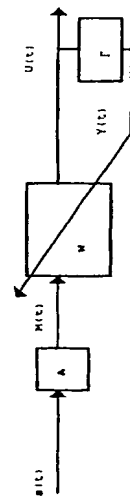


FIGURE 2 (a)

【図2(b)】

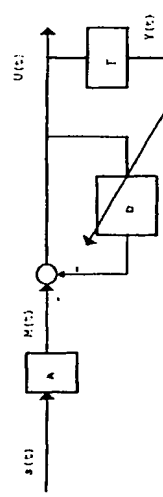


FIGURE 2 (b)

【図5 (a)】

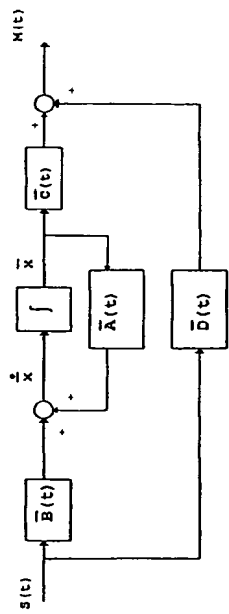


FIGURE 5 (a).

【図5 (b)】

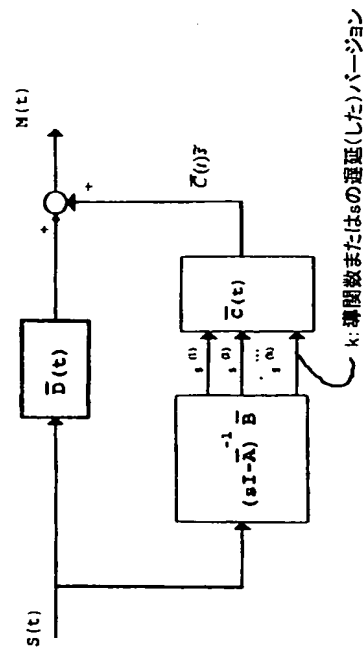


FIGURE 5 (b).

【図6 (a)】

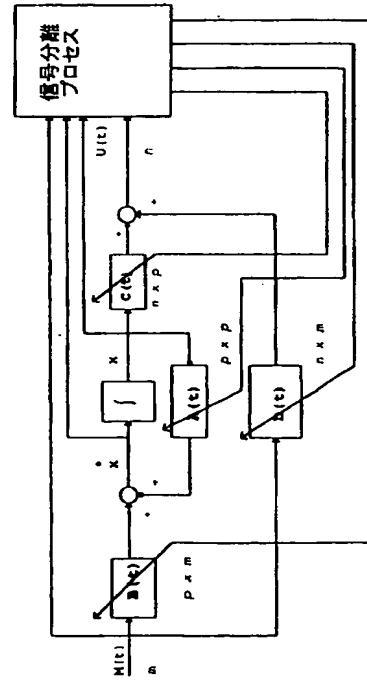


FIGURE 6 (a).

【図6 (b)】

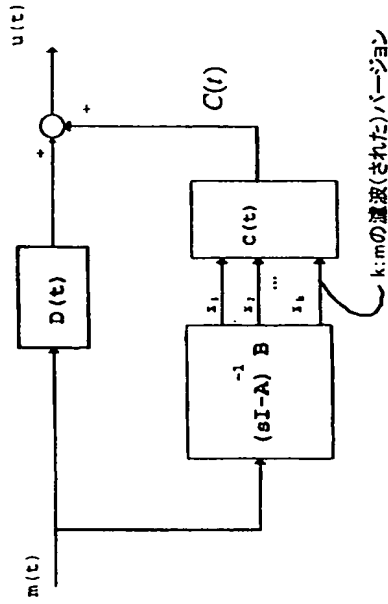


FIGURE 6 (b).

【図7】

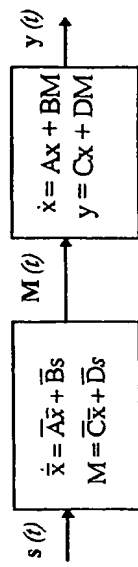


FIGURE 7.

【図8】

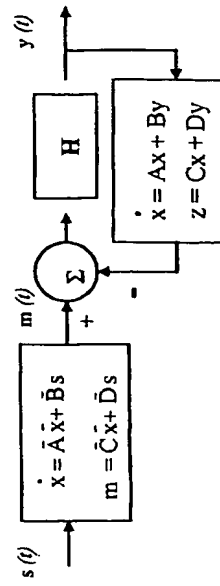


FIGURE 8.

【図9 (a)】

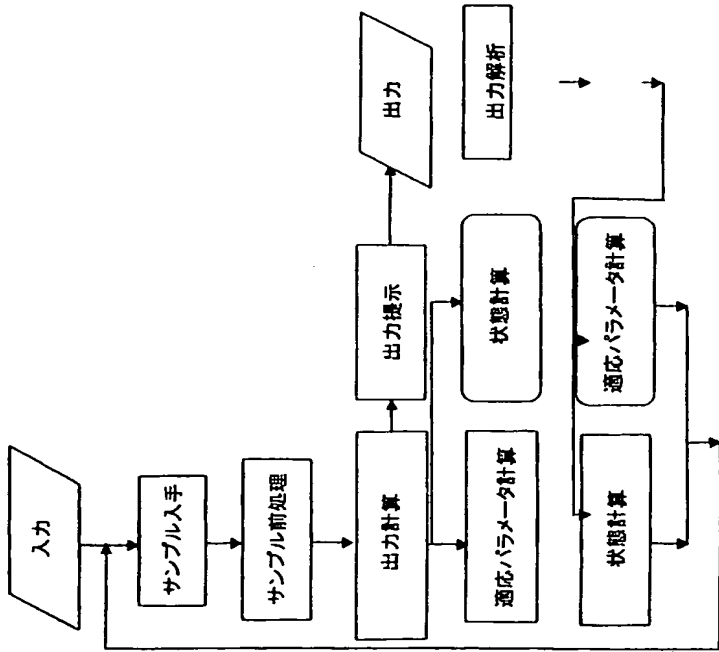


FIGURE 9. (a)

【図9 (b)】

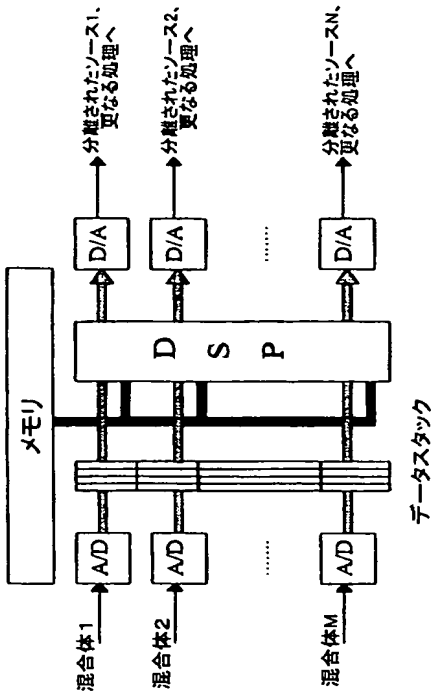


FIGURE 9. (b)

【図10】

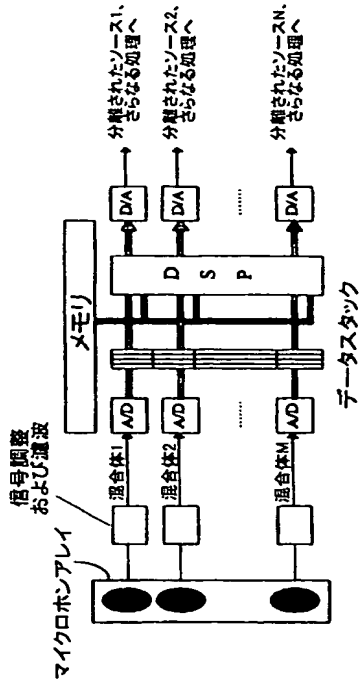


FIGURE 10.



## フロントページの続き

(81)指定国 EP(AT, BE, CH, CY, DE, DK, ES, FI, FR, GB, GR, IE, IT, LU, MC, NL, PT, SE), OA(BF, BJ, CF, CG, CI, CM, GA, GN, GW, ML, MR, NE, SN, TD, TG), AP(GH, GM, KE, LS, MW, SD, SL, SZ, UG, ZW), EA(AM, AZ, BY, KG, KZ, MD, RU, TJ, TM), AE, AL, AM, AT, AU, AZ, BA, BB, BG, BR, BY, CA, CH, CN, CU, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GR, HU, ID, IL, IN, IS, JP, KE, KG, KP, KR, KZ, LC, LK, LR, LS, LT, LU, LV, MD, MG, MK, MN, MW, MX, NO, NZ, PL, PT, RO, RU, SD, SE, SG, SI, SK, SL, TJ, TM, TR, TT, UA, UG, US, UZ, VN, YU, ZY, A, ZW

Fターム(参考) 51023 DA04 DA05 DB02 DB03 DC06

D001

## 【要約の続き】

とによって、一緒に混合された幾つかの未知信号の適応盲目分離および回復を可能にすることを意図する。本発明のシステムは非多重化媒体の共用、適応干渉抑制、符号センサ、音響診断学、医療診断学および計測、音声通話、符号、音響認識および処理、有線および無線変調通信信号受信機、及び、セル式通信への実用的適用を含む。また、本発明は、特に、混合信号の盲目分離、弁別、および、回復に関する技法に関連する1組の更新法則および相互情報のリンク最小化、および、非線形ニューラルネットワークの出力エントロピー関数の情報最大化を導入する。本発明のシステムは、原信号に最小限の歪みを設定し、妨害帯域に変化によって、一緒に混合された幾つかの未知信号の適応盲目分離および回復を可能にすることを意図する。

**This Page is Inserted by IFW Indexing and Scanning  
Operations and is not part of the Official Record**

## **BEST AVAILABLE IMAGES**

Defective images within this document are accurate representations of the original documents submitted by the applicant.

Defects in the images include but are not limited to the items checked:

☐ **BLACK BORDERS**

☐ **IMAGE CUT OFF AT TOP, BOTTOM OR SIDES**

☐ **FADED TEXT OR DRAWING**

☒ **BLURRED OR ILLEGIBLE TEXT OR DRAWING**

☐ **SKEWED/SLANTED IMAGES**

☐ **COLOR OR BLACK AND WHITE PHOTOGRAPHS**

☐ **GRAY SCALE DOCUMENTS**

☐ **LINES OR MARKS ON ORIGINAL DOCUMENT**

☐ **REFERENCE(S) OR EXHIBIT(S) SUBMITTED ARE POOR QUALITY**

☐ **OTHER: \_\_\_\_\_**

**IMAGES ARE BEST AVAILABLE COPY.**

**As rescanning these documents will not correct the image problems checked, please do not report these problems to the IFW Image Problem Mailbox.**